

基于分形编码图形表示的人脸识别算法研究

仲琛 肖南峰

(华南理工大学计算机科学与工程学院, 广州 510641)

摘要 提出了一种基于分形编码图形表示的人脸识别改进算法。该算法在分形图像压缩概念的基础上,定义图像中的像素块(值域块)作为基元。首先计算人脸图像的分形压缩编码,以此为基础寻找像素块间的内在联系,生成图像的图形表示——带循环植物;然后利用带循环植物获得每个像素块最终收敛时的仿射变换参数;最后通过定义合适的距离度量来进行人脸识别。该算法与基于像素的图形表示方法相比,识别率高、识别速度快、鲁棒性好。此外,还对一般情况下带循环植物的生成过程进行了深入的研究和讨论,扩展和丰富了前人研究的成果。

关键词 人脸识别 分形编码 图形表示 带循环植物

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)04-0678-08

A Fractal-based Graph-theoretic Approach for Face Recognition

ZHONG Chen, XIAO Nan-feng

(School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641)

Abstract In this paper, a fractal-based graph-theoretic approach for face recognition is presented. Based on the image compression of fractal, pixel-blocks (Range blocks) are defined as basal elements. The interdependence of pixel-blocks is inherent within the fractal code in the form of circular plants. Firstly, the fractal code of face images is calculated and the corresponding circular plants can be obtained. Secondly, affine parameters for each pixel-block are computed according to the acquired circular plants. Lastly, face recognition can be realized by appropriate distance measurement. The presented way is more effective, faster and more robust than the previous technique based on pixels. In addition, we detail the growth of circular plants in a general case to cover the shortage of predecessor.

Keywords face recognition, fractal compression, graph expression, circular plant

1 引言

自20世纪70年代美国数学家Mandelbrot创立分形几何学以来,分形技术已经广泛地应用于纹理分析和描述、图像分割、图像融合、图像压缩、图像识别等领域。由于人脸识别技术作为现今图像分析与处理中的研究热点和有着广泛的应用前景,它涉及到图像分割、压缩、识别等,因此将分形技术引入到人脸识别中来,以解决目前各类人脸识别技术或算法中存在的识别率和识别速度不高的问题。

目前,国内外将分形技术用于人脸识别主要有以下方法:

(1) 分形近邻距离法(FND)^[1~3] Tan和Yan首次提出了分形近邻距离的概念,它的理论基础源于欧氏距离和分形代码吸引子的唯一性。即对于任意的初始输入图像 I ,使用图像 X 的分形代码进行有限次迭代后, I 都将收敛于 X 的吸引子。由于分形编码具有连续性,若使用 X 或与 X 相近似的图像(例如,同一个人的不同人脸图像)作为输入,经过一次迭代得到的结果图像与输入图像很近似。而使用其他的图像(比如,不同的人脸图像)作为输入,经过一次

基金项目:国家自然科学基金委员会与中国民用航空总局联合资助项目(60776816)

收稿日期:2006-10-18; 改回日期:2006-12-18

第一作者简介:仲琛(1982~),女。现为华南理工大学计算机应用技术专业硕士研究生。研究方向为机器人与图像处理。E-mail:

迭代得到的结果图像和输入图像相差甚远。基于这个事实, Tan 和 Yan 将 FND 应用在特定的 ORL 人脸库上进行识别, 但平均识别率仅为 90%。为了进一步提高识别率, 文献[3]在分形编码前, 先将输入图像进行 4 个方向的旋转。文献[2]考虑到人脸不同部位对人脸识别的不同贡献, 又将权值加入 FND, 提出了一种“局部—全局”的特征匹配方法(加权分形距离法, WFND), 使识别率有了进一步的提高, 但是算法的复杂性也随之增加了许多。

(2) 分形特征法^[4] Ebrahimpour 等人直接从基于块的图像分形代码中提取定义域块旋转方向、与值域块匹配的定义域块位置、对比度因子、亮度因子等 4 个参数, 以此构成 4 个特征向量作为图像的表征, 继而进行人脸识别。但是, 这种方法的效果不如 FND 方法好。

(3) 分形与其他方法相结合^[5,6] Ebrahimpour 等人改进了文献[4]中的方法, 将其与主成份分析(PCA)方法相结合, 获得了一个对人脸表情变化具有较好的鲁棒性和稳定性的人脸识别系统。曹林等人在分形近邻距离的基础上, 提出了分形奇异值近邻距离^[6], 把分形编码和局部奇异值分解结合起来提高识别率。但是, 这些方法不是使用纯分形技术进行人脸识别, 其结果难于和纯分形技术方法比较。

(4) 像素链法^[9] 该方法采用“图形—理论”思想^[7,8], 通过分析图像的分形代码, 获得表示像素间的内在联系的像素链, 并定义有效的距离度量来进行人脸识别。Athale 等人通过实验证明了他们的方法比方法 1 和方法 2 更好。但是, 他们的研究对像素链生成过程的描述较模糊, 没有说明在分形编码过程中是否进行压缩变换和如何获得仿射变换参数等。

(5) 眼睛定位^[10] Du 将分形技术用于人眼定位, 以此可作为进一步人脸识别的基础。

为了进一步提高人脸识别率, 本文借鉴“图形—理论”思想, 提出了一种基于分形编码图形表示的人脸识别方法。提出的识别方法使用像素块作为识别基元, 详细讨论了分形编码过程中没有空间上压缩和有压缩两种不同的情况, 研究了如何计算每个像素块的仿射变换参数 a 和 b 因子。并且在分形编码计算过程和图形表示的生成过程中加入旋转变换, 以期取得更高的人脸识别率。

2 分形编码与编码图像的图形表示

2.1 分形编码理论

Jacquin 最初提出基于局部迭代函数系统

(PIFS) 的自动分形图像编码方法^[11] 是为了进行图像压缩。其基本思想是将输入图像 I 分割为不重叠的值域块 ($R_{size} \times R_{size}$) 和可重叠的定义域块 ($D_{size} \times D_{size}$)。对于图像 I 中的每个值域块 R_i , 搜索所有的定义域块, 得到与之最匹配的块 D_j 及相应的联合仿射变换 $W(sh(iso(\)))$, 使 D_j 通过 W 可以重建 R_i (或者至少得到 R_i 的一个近似)。变换过程可以表示为 $iso: D_j \rightarrow D_j, sh: D_j \times D_j \cdots \rightarrow R_i$, 且 $W: R \rightarrow R$ 。也即

$$R_i = W(sh(iso(D_j))) \quad (1)$$

式中, $iso(D_j)$ 表示 D_j 在 8 个方向上进行旋转变换, $sh(\)$ 表示几何压缩变换, 将 D_j 的尺寸压缩到与 R_i 相同。 $W(\)$ 表示灰度变换, 寻找合适的对比度因子 a 和亮度平移因子 b 。计算图像 I 分形代码的过程就是求每个 R_i-D_j 对变换信息 5 元组 $\langle R_i$ 的位置、 D_j 的位置、 W 、 sh 、 $iso \rangle$ 的过程。

2.2 编码图像的图形表示——带循环植物

Mukherjee 和 Ghosh^[7] 在前人对分形解码收敛过程研究的基础上, 提出了一种“图形—理论”方法, 用它来解释基于 PIFS 的分形代码, 解码过程的收敛性。他们详细地说明了在分形编码过程中没有空间上压缩(即 $R_{size} = D_{size}$) 的特殊情况下, 编码图像 I 可以表示为一系列不重叠的带循环植物(circular plant)集合, 如图 1 所示。带循环植物是由尾端的闭环(称为有限环, limit cycle)和由有限环生出的分枝(嫩枝)组成。植物上的节点是图像 I 上的像素点 q , 每个像素点属于且仅属于一棵带循环植物; 点 q 到点 p 之间的边表示从 q 点推出 p 点的仿射变换 W , 此处忽略了压缩和旋转变换。在这种情况下解码过程是否收敛取决于有限环是否收敛。若收敛, 通过计算有限环上像素点的最终收敛吸引子就可以计算植物上所有点的吸引子。只需要 2 次迭代即可达到使用常规方法迭代 n 次解码时的效果。图像不同时, n 的取值也不同, 一般不低于 10 次。

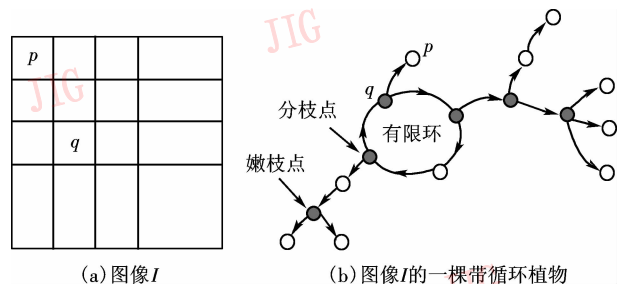


图 1 图像的带循环植物示例

Fig. 1 Example of a circular plant

2.3 没有空间上压缩时带循环植物的计算

假定输入是编码图像 I , 输出为图像 I 的带循环植物, 则没有空间上压缩时带循环植物的计算方法如下:

(1) 任取一像素点 $x \in I$, 将其标识为开始点, 计算从 x 开始的 δ -链, 如图 2 所示。 δ -链的计算通过寻找 x 的前点 y 来实现, y 在与包含 x 的值域块相对应的定义域块中。找到 y 将其标上带循环植物的标志(如:带循环植物一)加入链中。接着继续寻找 y 的前点, 重复这一过程, 直到到达点 x 或某点 z (z 为已经搜索过的链中某一点)。如果到达点 x , 说明该链是循环链, 如图 2 所示。取消点 x 的开始点标志, 从点 x 开始重新遍历该链以获得有限环; 如果到达点 z , 说明点 z 是 δ -链的一个分枝点, 此时从点 z 开始重新搜索该链, 以找出有限环。

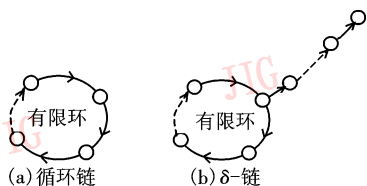


图 2 链的示例
Fig. 2 Example of chains

(2) 取未标志过的一点 $p \in I$, 将其标识为开始点计算链, 直到下面任一种情况满足为止。①该链成为一条 δ -链。这种情况下, 链属于一棵新的带循环植物, 用新的植物标志标识链上的每一点。当然也要像步骤 1 中描述的那样, 找出它的有限环; ②在该链的搜索过程中, 碰到一个已经标识过的点, 但该点不是开始点。这种情况下, 该链是一条分枝或嫩枝。用碰到点的带循环植物标志标识该链上的每一点; ③在该链的搜索过程中, 碰到一个开始点。这种情况下, 该链是包含碰到点的分枝的一部分。取消碰到点的开始点标志(此时, 该链的开始点成为碰到点所属带循环植物上一条分枝的开始点), 并用碰到点的带循环植物标志标识该链上的每一点, 如图 3 所示。

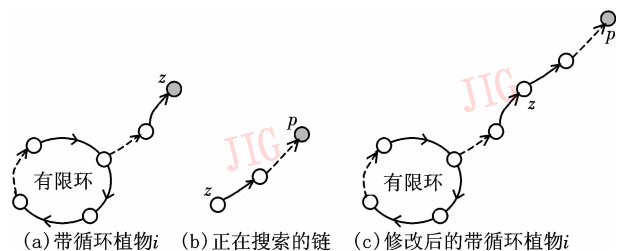


图 3 搜索链遇到一个开始点的情况
Fig. 3 The case that a searching chain met a strating point

(3) 重复步骤 2, 直到编码图像 I 中所有的点都被标志过为止。

2.4 改进的带循环植物及其计算

从上一节可以看出, Mukherjee 和 Ghosh 的“图形一理论”方法是以像素作为基元来构造带循环植物。经过研究发现, 只要稍微加上一些限制就可把整个值域块作为基元, 使用上一节中描述的方法构造改进的带循环植物。当然, 这样做的目的是为了随后进行的人脸识别, 而不在于改进解码方法本身, 或者保证质量更好的解码图像。

当下述充分条件满足时, 值域块可以代替单个像素作为基元, 成为带循环植物中的点。① $R_{size} = D_{size}$; ②定义域块划分不重叠, 定义域池 = 值域池; ③计算分形代码的过程中, 将对比度因子控制在 $(0, 1)$ 之间。条件 1 保证了没有空间上的压缩。条件 2 保证了带循环植物上的点都是已定义的值域块。当像素点作为基元时, 在带循环植物中表示“边”的仿射变换是从一个像素到另一个像素, 即仿射变换的值域和定义域相同。同理, 当块作为基元时, 也应保证仿射变换的两端取值范围相同。如图 4 所示, 定义域块重叠划分。取未标志过的点 R_i , 将其标识为开始点, 找到与 R_i 匹配的定义域块 D_j 。 D_j 所在位置对应值域块 R_m , R_m 也是一个没有被标识过的点, 将它加入链中, 继续寻找它的前点得到 D_n 。但是 D_n 所处位置没有定义的值域块与之对应, 后续操作无法进行, 不能生成带循环植物。条件 3 保证了解码迭代收敛。当某个值域块 R_i 与定义域池中所有定义域块进行灰度变换得到的对比度因子都不在 $(0, 1)$ 之间时, 默认取其相邻前一值域块 R_{i-1} 对应的 D_j 作为 R_i 的匹配块。

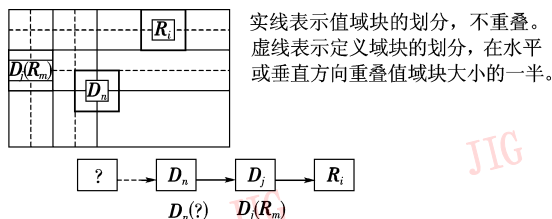


图 4 带循环植物不能顺利生成的示例
Fig. 4 Failing example of creating a circular plant

2.5 有空间上压缩时带循环植物计算

Mukherjee 和 Ghosh 使用“平均”的概念将“图形一理论”方法推广到有空间上压缩时带循环植物计算^[7], 但是他们没有说明此时的带循环植物如何生成。在此, 以块作为基元的前提下, 对带循环植物生成进行详细说明。

当下述充分条件满足时,值域块可以代替单个像素作为基元,成为带循环植物中的点。

(1) $g \times R_{\text{size}} \times R_{\text{size}} = D_{\text{size}} \times D_{\text{size}}$, 其中, g 为倍数 (只讨论 $g = 4$);

(2) 定义域块划分重叠,在水平或垂直方向上重叠相邻块的一半,即重叠部分为值域块大小;

(3) 计算分形代码的过程中,将对比值因子控制在 $(0, 1)$ 之间。条件 1 保证了有空间上的压缩。此时与 R_i 匹配的 D_j 将是 R_i 的 4 倍大小,即 R_i 将由对应 D_j 所处位置的 4 个值域块共同决定,如图 5 所示。条件 2 保证了带循环植物上的点都是已定义的值域块。显然,当定义域块按照这种方式重叠划分时,与每个定义域块所处位置相对应的 4 个块,都是已定义的值域块,如图 5 所示。条件 3 保证了解码迭代收敛。当某个值域块 R_i 与定义域池中所有定义域块进行灰度变换得到的对比值因子都不在 $(0, 1)$ 之中时,默认取其相邻前一值域块 R_{i-1} 对应的 D_j 作为 R_i 的匹配块。

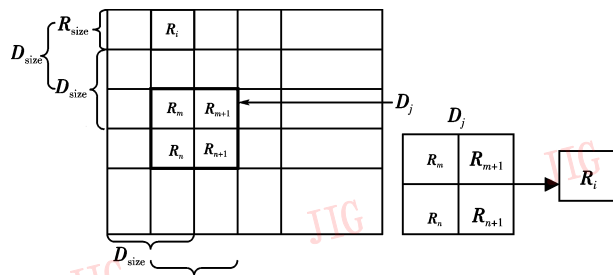


图 5 一个值域块由另外 4 个值域块决定

Fig. 5 Four range blocks decide another range block

在有空间上压缩的情况下,一个值域块由另外 4 个值域块决定。若直接用其生成带循环植物,它将与带循环植物的结构要求相矛盾^[7]。为了解决这个问题,把与一个定义域块所处位置对应的 4 个值域块分别划分到 I、II、III 和 IV 位置上,如图 6 所示。在生成带循环植物时,对于 $D_j \rightarrow R_i$,每次只取 D_j 中一个位置上的块作为 R_i 对应。这样对于一幅输入图像的分形代码,将有 4 组带循环植物与之对应。

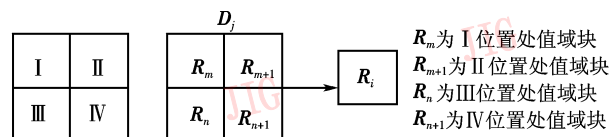


图 6 定义域块中值域块位置的划分

Fig. 6 The location of range blocks in the according domain block

这样做的理论依据在于:

(1) 在没有空间上压缩的情况下,图像 I 的分形代码迭代解码的过程,可以容易地模型化为一个线性系统^[7]:

$$X^{(k)} = A \cdot X^{(k-1)} + B \quad (2)$$

式中,图像 $I \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 矢量化为向量 X , $X^{(k)}$ 是第 k 次迭代得到的图像, $X^{(k-1)}$ 为第 $k-1$ 次迭代得到的图像,矩阵 $A \in \mathbb{R}^{MN \times MN}$ 的每行只有一个非零元素, $B \in \mathbb{R}^{MN \times 1}$ 是向量。式(2)表明在第 k 次迭代时, R_i 中一个像素 X 的灰度值由第 $k-1$ 次迭代后 D_j 中对应像素的灰度值决定。 D_j 是与 R_i 匹配的定义域块。

(2) 在有空间上压缩的情况下 ($g = 4$), R_i 中的一个像素由对应 D_j 中的 g 个像素决定,式(2)所述的线性系统改为^[7]

$$X^{(k)} = \frac{1}{g} A \cdot X^{(k-1)} + B \quad (3)$$

式中,矩阵 A 的每行有 g 个非零元素。

由文献[7]知道,式(3)中矩阵 A 可以被分解为 g 个有相同维数的矩阵 $A_i, i = 1, 2, \dots, g$, 使得 A_i 中的每一行只包含一个非零元素,且 $\sum_{i=1}^g A_i = A$ 。对应定义域块所处位置 4 个值域块的仿射变换因子,由于来自同一定义域块对值域块的映射,4 个值应是相同的。将 A 中每行的 4 个元素按照 I、II、III、IV 4 个位置进行划分,得到 $A_i, i = I, II, III, IV$ 。显然,这是满足上述要求的一种划分,每个 A_i 的维数相同。

以 ORL 人脸库中的一幅人脸图像 X (经过 bior1.3 小波二级分解,图像大小为 20×28) 为例。给出在有空间上压缩的情况下,其生成的带循环植物集的图示。图 7 为图像 X ,图 8 为 X 的分形代码,图 9 为生成的 I 位置处带循环植物集。其余位置处的带循环植物集同理可推得。



图 7 图像 X

Fig. 7 Image X

2.7 一般情况下带循环植物的计算

综上所述,给出在分形编码的计算过程中,有空间上压缩和旋转变换的一般情况下,带循环植物的生成过程如下:

输入为编码图像 I ; 输出是图像 I 的循环植物。

读入图像 I 的分形代码 $fractalCode$;

for ($i=1$; $i < Rcount$ (值域块总数); $i++$)

{ 获得与 R_i 匹配的定义域块 D_j 位置序号 DNo , 计算 D_j 所处位置对应的 4 个值域块序号; 获得 D_j 的旋转方向代码 $rotateType$, 计算旋转后 D_j 中 I、II、III、IV 4 个位置处的值域块序号; 将其存储于位置数组 $posArray[i][]$ 中 ($RCount$ 行, 4 列);

}

for ($i=1$; $i < 4$; $i++$) { // 分别计算 I、II、III 和 IV 位置处的带循环植物

for ($j=1$; $j < RCount$; $j++$) { // 取出 i 位置处的值域块序号, 更改分形代码

$fractalCode[j].DNo = posArray[j][i]$;

}

使用没有空间上压缩时带循环植物的计算方法计算 i 位置处的带循环植物;

存储 i 位置处的带循环植物;

}

3 人脸识别算法

带循环植物描述的是植物上点与点之间的内在联系和点内的本质特征。它为每个点提供了两个重要的特征参数 a 和 b 因子。设 a_i, b_i 为点 i 的 a 和 b 因子, 则 a_i 和 b_i 因子可以通过从有限环开始到达点 i 结束的一系列仿射变换得到。通过下式, 可以决定点 i 的最终收敛吸引子:

$$x_i = b_i / (1 - a_i) \quad (4)$$

式中, x_i 为点 i 的吸引子。在下面的人脸识别方法中, 使用每个块的 a 和 b 因子作为识别比较的基础。

3.1 带循环植物上每点 a 和 b 因子的计算

假定输入为编码图像 I 的一棵带循环植物, 输出为 a 和 b 因子经过计算后的带循环植物。则带循环植物上每点 a 和 b 因子的计算步骤如下:

(1) 计算有限环上各点最终收敛的 a 和 b 因子。通过计算从该点开始到该点结束(一次循环), 得到仿射变换序列, 如图 12 所示。经过一次循环迭代 $W_1 \circ W_2 \circ W_3$, 点 p 的参数 $a = a_1 a_2 a_3$, 因子 $b = a_3 a_2 b_1 + a_3 b_2 + b_3$ 。

(2) 计算分枝上各点最终收敛的 a 和 b 因子。

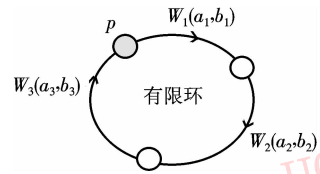


图 12 有限环上点 p 的 a 和 b 因子计算

Fig. 12 Calculating parameters a and b in the limit cycle

由于分枝点位于有限环上, 此时分枝点最终收敛的 a 和 b 因子已知。通过计算从分枝点开始到分枝上各点结束的仿射变换序列, 可得到分枝上各点最终收敛的 a 和 b 因子。

(3) 计算嫩枝上各点最终收敛的 a 和 b 因子。按照带循环植物生成的顺序, 先有分枝再有嫩枝和嫩枝上的嫩枝等。按照该顺序计算, 在碰到一条没有计算过的嫩枝时, 该嫩枝上的嫩枝点一定已经计算过。所以, 通过计算从嫩枝点开始到嫩枝上各点结束的仿射变换序列, 即可得到嫩枝上各点最终收敛的 a 和 b 因子。在有空间上压缩的情况下, 图像上一个块的最终收敛 a 和 b 因子由其对应的 I、II、III 和 IV 4 个位置处的带循环植物共同决定, 此时取平均值作为最终结果。例如, 块 R_i 在 4 个位置的带循环植物中, 最终收敛的 a 和 b 因子分别为 (a_I, b_I) 、 (a_{II}, b_{II}) 、 (a_{III}, b_{III}) 和 (a_{IV}, b_{IV}) , 则 $a_i = (a_I + a_{II} + a_{III} + a_{IV})/4$, $b_i = (b_I + b_{II} + b_{III} + b_{IV})/4$ 。

3.2 距离度量与人脸识别

根据欧氏距离和分形收敛的概念, 定义以下 3 种距离度量, 以便比较块与块之间的相似性。设 (a_1, b_1) 、 (a_2, b_2) 分别为块 B_1 、 B_2 的 a 和 b 因子, 它们之间的相似度定义为

$$d = \alpha \cdot d_1 + \beta \cdot d_2 + \gamma \cdot d_3, \quad \alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (5)$$

式中,

$$d_1 = \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}$$

$$d_2 = |A_1 - A_2|$$

$$d_3 = |(a_1 A_2 + b_1) - (a_2 A_1 + b_2)|$$

$$A_1 = b_1 / (1 - a_1), A_2 = b_2 / (1 - a_2)$$

综上所述, 基于块图形表示的人脸识别方法, 主要步骤如下:

(1) 训练数据库。计算各人脸图像的分形编码; 获得带循环植物; 计算图像上每块的 a 和 b 因子, 组成特征向量。向量的每个分量是 a 和 b 因子的二元组。

(2) 训练输入的测试图像 I 。计算 I 的分形编码; 获得 I 的带循环植物; 计算 I 的特征向量 X_i ;

(3) 识别人脸。计算 X_i 与数据库中所有特征向量间的距离, 取最小者作为识别的结果。具体算法如下:

```

dMIN = ∞; // 最小距离
NoMIN = -1; // 有最小距离的图像编号
对于每个 Yi ∈ 数据库, Do // 计算 d(Xi, Yi)
| d = 0;
  for (j = 0; j < 向量的长度; j++)
  | 取出 Xi 和 Yi 的一个分量 j; 计算 d' = αd1 + βd2 + γd3;
    d + = d'; }
  if(dMIN > d) { dMIN = d; NoMIN = i; }
} // 编号为 NoMIN 的人脸图像表示的人, 即为识别结果。
    
```

4 人脸识别实验

上述识别算法已成功应用于多功能识别机器人, 图 13 所示为软件系统界面。在 Pentium 4 2.0G 和 Windows 2000 的环境下, 使用 Visual C++ 6.0 编程进行实验。实验中使用 ORL 人脸数据库, 该数据库包含 40 个人, 每人 10 幅图像 (112 × 92), 共 400 幅图像。其中有些图像是拍摄于不同时期的; 人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化。比如, 笑或不笑、眼睛或睁或闭、戴或不戴眼镜; 人脸姿态也有相当程度的变化, 深度旋转和平面旋转可达 20°; 人脸的尺度也有多达 10% 的变化。



图 13 人脸识别应用系统界面

Fig. 13 The GUI of face recognition system

实验中每人取前 5 幅图像, 共 200 幅图像进行训练, 用另外 200 幅进行识别。表 1 和表 2 分别列出了在没有空间上压缩和有空间上压缩时, 值域块和定义域块尺寸大小对识别率的影响。对于有空间

上压缩的情况, 还比较了将块旋转变换加入时, 对识别率和速度的影响。从表 1、表 2 中可以看出, 块的尺寸越小识别率越高, 但是需要的训练时间也随之成倍增长。在有空间上压缩的情况下, 较大的块也能得到较高的识别率。块旋转变换的加入, 使得识别率进一步提高, 但是分形编码时间增加了近 8 倍。

表 1 没有空间上压缩时的识别率

Tab. 1 The face recognition rate without spatial contraction

R _{size}	D _{size}	识别率 (%)	训练时间(分形编码 + 生成带循环植物)(s)	计算识别率时间(s)
2	2	96	2 320	12
4	4	90	560	9

表 2 有空间上压缩时的识别率

Tab. 2 The face recognition rate without spatial contraction

R _{size}	D _{size}	块旋转变	识别率 (%)	训练时间(分形编码 + 生成带循环植物)(s)	计算识别率时间(s)
2	4	无	95.5	2 580	12
2	4	有	97.5	12 560	12
4	8	无	94	620	9
4	8	有	96.5	3 100	9

表 3 显示了本文算法与其他分形人脸识别算法识别性能的比较结果。在 ORL 数据库上, 使用不同的训练样本集和测试样本重复进行实验, 并取其平均识别结果。计算分形代码时, 取值域块大小为 4 × 4, 定义域块大小为 8 × 8。从表中可以看出该人脸识别算法的性能是令人满意的。就识别率而言, 本文算法无论在 P 取整个 ORL 库进行实验, 或只取库中 21 个人的 199 幅图像 (其中 157 幅作为训练图像, 42 幅作为测试图像) 与像素链法进行对比实验时, 识别率都是最高。就速度而言, 本文算法虽然训练时间比 FND 法稍长 (显然), 但识别率计算时间却短了近 5 倍。比之基于像素点的算法速度快了 4 倍多。

表 3 分形人脸识别方法的实验结果比较

Fig. 3 Comparison of results with others fractal face recognition approaches

识别方法	实验人数	识别率 (%)	识别率计算时间(s)
FND	40	90	41
分形特征法 ^[4]	40	88.5	—
本文算法	40	97	9
像素链法	21	98.4	19.5
本文算法	21	99.5	4.3

5 结 论

提出了一种基于分形编码图形表示的人脸识别改进算法,它以人脸图像中的像素块作为基元,寻找块与块之间的内在联系,获得每个块最终收敛时的仿射变换参数,并定义合适的距离度量来进行人脸识别。实验结果是令人鼓舞的。就识别率而言,基于像素点的算法^[9]比 FND^[1]和从分形特征法^[4]的识别结果更优,平均识别率达到 98.4%。但是,他们每次的实验只是在 ORL 数据库中 21 个人上进行的。基于块的方法在同样的实验前提下识别率达到 99.5%,在使用整个 ORL 库进行实验时平均识别率也到达 97%。就速度而言,显然基于块的算法比基于像素点的算法大大减少了计算量,提高了运算速度。就扩展性而言,基于分形技术的算法扩展性很好,增加新的样本不需要对所有样本进行训练,只需训练新样本。因此,提出的识别算法在识别性能上是优越的。

实验结果也证明,将像素块作为识别的基元,不仅比使用像素作为基元时提高了运算速度,也提高了识别率。在有压缩的情况下,选取较大的值域块和定义域块尺寸就可达到没有压缩时,选取较小的值域块和定义域块尺寸差不多的识别结果,而计算速度却提高了好几倍。旋转变换的加入也使得识别率得到了进一步的提高。通过分析讨论了在没有空间上压缩的特殊情况下和有空间上压缩及旋转变换的一般情况下,带循环植物的生成问题,以及 a 和 b 因子的计算问题,弥补了文献[7]和文献[8]中的不足。

参考文献 (References)

1 Tan T, Yan H. Analysis of the contractivity factor in fractal based face

recognition[A]. In: Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing [C], Kobe, Japan, 1999: 637 ~ 641.

2 Tan T, Yan H. Face recognition using the weighted fractal neighbor distance [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2005, 35(4): 576 ~ 582.

3 Tan T, Yan H. Face recognition by fractal transformations[A]. In: Proceedings VOLS I-VI of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C], Phoenix, Arizona, USA, 1999: 3537 ~ 3540.

4 Ebrahimpour-Komleh H, Chandran V, Sridharan S. Face recognition using fractal codes [A]. In: Proceedings VOL III of International Conference on Image Processing [C], Thessaloniki, Greece, 2001: 58 ~ 61.

5 Ebrahimpour-Komleh H, Chandran V, Sridharan S. Robustness to expression variations in fractal-based face recognition [A]. In: Proceedings of the sixth International symposium on signal processing and its Application [C], Kuala Lumpur, Malaysia, 2001: 359 ~ 362.

6 Cao Lin, Liu Xiao-jun, Zou Mou-yan. A hybrid method for face recognition based on fractal coding and singular value decomposition [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2005, 27(4): 544 ~ 547. 曹林, 刘小军, 邹谋炎. 基于分形编码和奇异值分解的混合人脸识别方法 [J]. 电子与信息学报, 2005, 27(4): 544 ~ 547.

7 Mukherjee J, Ghosh S K. A graph-theoretic approach for studying the convergence of fractal encoding algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(3): 366 ~ 377.

8 Mitra S K. On Fractal Based Representation of Images with Applications to Image Processing [D]. New Delhi, India: Indian Statistical Institute, 2001.

9 Athale S S, Mitra S K, Banerjee A. A fractal based approach for face recognition [A]. In: Proceedings of International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing [C], Chennai, India, USA, 2005: 170 ~ 174.

10 Du G. Eye location method based on symmetry analysis and high-order fractal feature [J]. Vision, Image and Signal Processing, 2006, 153(1): 11 ~ 16.

11 Jacquin A. Image coding based on fractal theory of iterated contractive image transformations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(1): 18 ~ 30.